УДК 004.93

С.А. Субботин
Запорожский национальный технический университет, г. Запорожье, Украина
subbotin@zntu.edu.ua

Методы синтеза и модели нейро-нечетких сетей для решения задач диагностики и классификации по признакам

Проанализированы известные методы синтеза и модели нейро-нечетких сетей прямого распространения. Впервые предложены критерии, позволяющие оценивать временную и пространственную сложность неитеративных методов обучения нейро-нечетких сетей.

Введение

Искусственные нейро-нечеткие сети (ННС) нашли широкое применение на практике при решении задач диагностики и прогнозирования, а также распознавания образов благодаря таким их свойствам, как способность обучаться по примерам, возможность интеграции априорных экспертных знаний в структуру сети, массированный параллелизм вычислений, простота реализации, интерпретабельность, а также возможность использования построенной модели для извлечения знаний из данных [1-3].

В настоящее время предложен широкий спектр методов построения моделей зависимостей на основе ННС. Эти методы можно разделить на итеративные методы [1], [3], а также неитеративные методы синтеза структуры и настройки весов ННС [2], [4-12].

Поскольку известные методы могут иметь разную производительность, при решении практических задач весьма актуальной является проблема определения целесообразности применения известных методов, что, в свою очередь, предполагает знание оценок временной и пространственной сложности соответствующих методов.

Целью данной работы являлось исследование известных методов синтеза ННС для автоматизации выбора метода обучения и модели при решении практических задач.

Постановка задачи

Обучающую выборку для построения модели на основе ННС будем характеризовать числом экземпляров выборки S, а также числом входных признаков N. Для задач классификации обозначим: K – число классов.

ННС без обратных и латеральных связей будем характеризовать числом нечетких термов N_t, числом слоев M (далее будем полагать, что первым слоем ННС является слой нейронов, определяющих принадлежности распознаваемого экземпляра к нечетким термам). Методы синтеза ННС будем характеризовать числом циклов (эпох) обучения e_p (для неитеративных методов $e_p = 1$).

Задачу оценки временной сложности метода синтеза (модели) ННС определим как задачу получения аналитического критерия, позволяющего оценить количество элементарных операций, которые необходимо затратить для его (её) функционирова-

ния. Соответственно задачу оценки пространственной сложности определим как получение аналитического критерия, позволяющего оценить количество единиц памяти, которые необходимо затратить для функционирования метода (модели).

Итеративные методы обучения нейро-нечетких сетей

Наиболее часто используемыми на практике архитектурами нейро-нечетких сетей являются сеть Мамдани-Заде (СМЗ) и сеть Такаги-Сугэно-Канга (СТСК) [1-3]. Обе сети предполагают, что перед обучением пользователь должен задать количество нечетких термов, а также определить виды функций принадлежностей к ним. Это существенно ограничивает уровень автоматизации построения нейро-нечетких моделей, однако позволяет изначально ввести в структуру сети экспертную информацию и обеспечить решение задачи структурной идентификации модели. Параметрическая идентификация нейро-нечеткой модели осуществляется, как правило, на основе градиентных методов оптимизации, основанным применительно к нейросетевым структурам на использовании метода обратного распространения ошибки (ОРО) для расчета частных производных целевой функции ошибки обучения сети по весам сети. Оба вида рассмотренных сетей относятся к многослойным нейронным сетям (МНС) прямого распространения сигнала и могут рассматриваться как их частный случай со специфическими дискриминантными и активационными функциями. Сложность процесса обучения для таких сетей зависит от сложности структуры сети (числа связей и числа нейронов), размерности обучающей выборки, сложности решаемой задачи, начальных значений весов сети, а также требуемой точности и сложности итерации метода ОРО.

Методы синтеза нейро-нечетких сетей с неитеративной настройкой весов

В [2], [4-12] предложен ряд методов синтеза нейро-нечетких сетей с неитеративной настройкой весов, основанных на предварительном анализе обучающей выборки и автоматическом выделении нечетких термов: метод синтеза трехслойной ННС с бинарным выходом (ТСННСБВ), метод построения трехслойной ННС с дискретным выходом (ТННСДВ), метод синтеза четырехслойной ННС с бинарным выходом (ЧННСБВ), метод построения четырехслойной ННС с дискретным выходом (ЧННСДВ), метод четырехслойной ННС с группировкой признаков (ЧННСГП), метод построения иерархических логически прозрачных нейро-нечётких сетей (ИННС), метод синтеза ННС с прямоугольным разбиением пространства признаков. Достоинством данных методов является то, что они не требуют задания пользователем количества и значений параметров нечетких термов, поскольку сами формируют разбиение признакового пространства и определяют параметры термов. При этом имеется возможность сокращения числа выделенных термов за счет использования специальных методов редукции и объединения смежных термов [2]. Данные методы также позволяют учесть в структуре и параметрах ННС сведения об информативности признаков и нечетких термов, обеспечить высокий уровень интерпретабельности получаемых моделей.

Оценка временной и пространственной сложности методов синтеза и моделей ННС

Оценить временную и пространственную сложность различных моделей ННС и методов их синтеза в единых единицах представляется затруднительным. Для простоты примем допущение о равенстве времени на выполнение операций сложения, умножения, деления и возведения в степень. Далее будем использовать символы Ландау «O» для обозначения оценок сложности. При этом, в отличие от традиционного подхода, будем предпочитать более слабые утверждения относительно сложности [13].

Методы синтеза ННС с неитеративной настройкой весов предполагают использование параметров нечетких термов, выделяемых автоматически на основе метода [2], для которого определим временную сложность как $O_{tT} = O(NS(2S + 1))$, а пространственную – как $O_{tS} = O(4NS + 3S)$.

Оценки временной и пространственной сложности рассмотренных методов и моделей приведены в ячейках табл. 1 первыми. Тем не менее они оказываются чрезвычайно неудобными для сопоставления и практического использования, поскольку зависят от разных параметров. Отметим наиболее важные особенности, которые следует соблюдать при построении моделей на основе ННС, отражающие взаимосвязи параметров моделей и методов синтеза ННС: $N_t >> N$, $N_t << NS$. Учитывая, что ряд сетей предназначены только для решения задач бинарной классификации, для удобства сравнения оценок их сложности примем везде $K = 2$. Исходя из опыта решения практических задач, для упрощения анализа эвристически примем: $e_p = 100$, $N = S$, $N_t = 0{,}5N(N – 1)$. Также пренебрежем небольшими по значению числовыми слагаемыми. Полученные упрощенные оценки сложности приведены в ячейках табл. 1 вторыми. Для еще большего упрощения оценки сложности в первом приближении условно примем $N = 50$. Полученные числа представлены в ячейках табл. 1 третьими и представляют собой своеобразные оценки сложности в условных вычислительных операциях и единицах памяти (для представления вещественных чисел) соответственно.

Из табл. 1 легко видеть, что наиболее быстрым является метод синтеза ТННСБВ, наиболее экономно использует память метод синтеза ТННСДВ, наиболее быстрой и наименее требовательной к ресурсам памяти является модель ТННСБВ.

Полученные аналитические оценки временной и пространственной сложности могут быть использованы для автоматизации выбора метода синтеза и модели ННС при решении конкретной практической задачи. Для этого необходимо измерить наиболее важные параметры, характеризующие обучающую выборку, и задать ограничения на память и объем вычислений. После чего, подставив соответствующие величины в выражения, оценить временную и пространственную сложности для методов и моделей, исключить из рассмотрения те методы и модели, которые не удовлетворяют заданным ограничениям, а оставшиеся – проранжировать и отобрать наиболее скоростную или экономную по памяти модель ННС.

Заключение

С целью автоматизации процесса построения моделей на основе нейро-нечетких сетей в работе решена актуальная проблема анализа сложности известных моделей и методов обучения нейро-нечетких сетей.

Научная новизна работы заключается в том, что в результате проведенного анализа впервые предложены аналитические критерии, выражающие временную и пространственную сложность методов синтеза и моделей ННС, что позволяет автоматизировать выбор метода обучения и модели ННС сети для решения практических задач.

Таблица – Сравнительная характеристика методов синтеза нейро-нечетких сетей

ННС	Сложность метода		Сложность модели	
	временная (для последовательных вычислений)	пространственная	временная (для последовательных вычислений)	пространственная
СМЗ, ОРО	$O(e_p(6K(S+1)+S(N+2)+N_t(2S+8K+2N+56)))$ $O(e_p(2N^3+35N^2-22N))$ 33640000	$O(K(5S+3)+S(N+1)+2N_t(S+5))$ $O(N^3+6N^2+5N)$ 140250	$O(3K+16N_t+S(N_t+K))$ $O(0{,}5N^3+7{,}5N^2-6N)$ 80950	$O(N_t(S+4)+K(S+1))$ $O(0{,}5N^3+1{,}5N^2)$ 66250
СТСК, ОРО	$O(e_p(N_t(14+2N)+S(N+1)(7+SN))+2SN_t(S+6)+2S^2(3+2N)+4S))$ $O(e_p(2N^4+12N^3+12N^2+4N))$ 1403020000	$O((2S+7)N_t+S(3N+5)+4)$ $O(N^3+5{,}5N^2+3N)$ 138900	$O(N_t(S+6)+S(3+2N)+2)$ $O(0{,}5N^3+4{,}5N^2)$ 73750	$O((S+2)N_t+S(N+2)+2)$ $O(0{,}5N^3+1{,}5N^2+N)$ 66300
ТННСБВ	$O(NS(2S+1)+4N_t)$ $O(2N^3+3N^2-2N)$ 257400	$O(4NS+3S+4N_t)$ $O(6N^2+N)$ 15050	$O(18N_t)$ $O(9N^2-9N)$ 22050	$O(4N_t)$ $O(2N^2-2N)$ 4900
ТННСДВ	$O(N_t(S(K+10)+2))$ $O(6N^3-N)$ 749950	$O(NS+(5+K)N_t+K)$ $O(4{,}5N^2-3{,}5N)$ 11075	$O(16N_t+N_t^2K+3K)$ $O(0{,}5N^4-N^3+8{,}5N^2-8N)$ 3020850	$O((5+K)N_t+K)$ $O(3{,}5N^2-3{,}5N)$ 8575
ЧННСБВ	$O(NS(2S+1)+4N_t+2N)$ $O(2N^3+3N^2)$ 257500	$O(4NS+3S+2(N_t+N)+3)$ $O(5N^2+4N)$ 12700	$O(16N_t+2N^2+6N_t+2N_t^2N^{-1}+4)$ $O(13N^2-10N)$ 32000	$O(4N_t+2N+3)$ $O(2N^2)$ 5000
ЧННСДВ	$O(NS(2S+1)+N_t^2K+2N_tK^2+3N_tK+K)$ $O(0{,}5N^4+N^3+8{,}5N^2-7N)$ 3270900	$O(4NS+3S+N+2K+NK+N_t^2K+N_tK^2)$ $O(0{,}5N^4-N^3+6{,}5N^2+4N)$ 3016450	$O(16N_t-6N_tK+3K)$ $O(14N^2-14N)$ 34300	$O(2N_t+4N_tK+2K)$ $O(5N^2-5N)$ 12250
ЧННСГП	$O(NS(2S+1)+4N^2-2N+N_t^2+K(N(N_t+1)+1))$ $O(0{,}25N^4+2{,}5N^3-4{,}25N^2)$ 1885625	$O(5NS+3S+2N(3N-1)+KN(N_t+1)+K+2N_t)$ $O(N^3+9N^2-2N)$ 147400	$O(2N_t(N+8)+N(2K-1)+3K)$ $O(N^3+7N^2-5N)$ 142250	$O(N_t(2N+3)+2K(N+1))$ $O(N^3+0{,}5N^2+2{,}5N)$ 126375
ИННС	$O(O_{lT}+5N+2N^2S^2+2K+N_t+NS(2S+1))$ $O(2N^4+2N^3+1{,}5N^2+4{,}5N)$ 12753975	$O(4NS+3S+S(2N+1)+4N_t+N^2S^2+2K)$ $O(1{,}25N^4-0{,}5N^3+8{,}5N^2+2N)$ 7771350	$O(16N_t+2N^2S^2+4K)$ $O(2N^4+8N^2-8N)$ 12519600	$O(4N_t+N^2S^2+2K)$ $O(N^4+2N^2-2N)$ 6254900
ННСПРПП	$O(S^2(2N+K)+9NS+S(S-1)(N+6)+6S+2K+N_t(S+2)-2KS)$ $O(3{,}5N^3+6{,}5N^2+3N)$ 453900	$O(N_t(S+2)+2K(S+1)+3S+S^2(N+1)+3N+3NS)$ $O(1{,}5N^3+4{,}5N^2+9N)$ 199200	$O(16N_t+4SN_t+8SK+4K)$ $O(2N^3+6N^2+8N)$ 265400	$O(3N_t+2SN_t+2SK+2K)$ $O(N^3+0{,}5N^2+2{,}5N)$ 126375

Практическая ценность работы состоит в том, что результате проведенного анализа методов синтеза и моделей ННС получены условные оценки их вычислительной и пространственной сложности, что позволяет при использовании их на практике повысить контролеспособность и обоснованность процесса построения нейро-нечетких моделей.

Работа выполнена в рамках госбюджетной темы кафедры программных средств Запорожского национального технического университета «Информационные технологии автоматизации распознавания образов и принятия решений для диагностики в условиях неопределенности на основе гибридных нечетклогических, нейросетевых и мультиагентных методов вычислительного интеллекта» (№ гос. регистрации 0109U007673).

Литература

1. Бодянський Є.В. Нейро-фаззі моделі в системах штучного інтелекту : навч. посібник / Є.В. Бодянський, Є.І. Кучеренко. – Харків : ХНУРЕ, 2006. – 196 с.
2. Субботін С.О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей : [монографія] / С.О. Субботін, А.О. Олійник, О.О. Олійник ; під заг. ред. С.О. Субботіна. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2009. – 375 с.
3. Palit A.K. Efficient training algorithm for Takagi-Sugeno type neuro-fuzzy network / A.K. Palit, R. Babuska // Fuzzy Systems : the 10th IEEE International Conference on, Melbourne, 2 – 5 of December, 2001. – Los Alamitos : IEEE Press, 2001. – Vol. 3. – P. 1367-1371.
4. Субботин С.А. Синтез диагностических моделей авиадвигателей на основе иерархических нейро-нечетких сетей / С.А. Субботин // Вісник двигунобудування. – 2007. – № 1. – С. 15-19.
5. Субботин С.А. Построение диагностических нейро-нечетких моделей на основе фрактального разбиения пространства признаков / С.А. Субботин // Информатика и системы управления. – 2009. – № 3. – С. 94-100.
6. Субботин С.А. Методы синтеза нейро-нечетких классификаторов для случая нескольких классов / С.А. Субботин // Информационные технологии. – 2006. – № 11. – С. 31-36.
7. Субботин С.А. Метод синтеза классифицирующих нейро-нечетких сетей с учетом значимости термов признаков / С.А. Субботин // Информационные технологии. – 2008. – № 7. – С. 31-33.
8. Субботин С.А. Идентификация нечетких, нейро-нечетких и нейросетевых моделей по прецедентам для решения задач распознавания образов / С.А. Субботин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2008. – № 9. – С. 10-17.
9. Субботин С.А. Синтез распознающих нейро-нечетких моделей с учетом информативности признаков / С.А. Субботин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2006. – № 10. – С. 50-56.
10. Субботин С.А. Метод обучения нейро-нечеткой сети распознаванию образов на основе прямоугольного разбиения пространства признаков / С.А. Субботин // Складні системи та процеси. – 2009. – № 1. – С. 88-93.
11. Субботин С.А. Неитеративный синтез и редукция нейро-нечетких моделей / С.А. Субботин // Штучний інтелект. – 2006. – № 3. – С. 323-330.
12. Субботин С.А. Неитеративный синтез нейро-нечетких диагностических экспертных систем / С.А. Субботин // Штучний інтелект. – 2009. – № 4. – С. 380-386.
13. Крупский В.Н. Введение в сложность вычислений : уч. пособие / В.Н. Крупский. – М. : Факториал Пресс, 2006. – 128 с.

С.О. Субботін

Методи синтезу і моделі нейро-нечітких мереж для вирішення завдань діагностики та класифікації за ознаками

Проаналізовано відомі методи синтезу і моделі нейро-нечітких мереж прямого поширення. Уперше запропоновано критерії, що дозволяють оцінювати часову і просторову складність неітеративних методів навчання нейро-нечітких мереж.

S.A. Subbotin

The Methods of Synthesis and Models of Neuro-fuzzy Networks for Diagnosis and Classification Problem Solving on Features

The known methods of synthesis and models of feed-forward neuro-fuzzy networks are analyzed. The new criteria for measuring the temporal and spatial complexity of non-iterative training methods of neuro-fuzzy networks are proposed.

Статья поступила в редакцию 26.02.2010.